

概要書

カテゴライゼーションにおける  
外界構造と内的表象

早稲田大学教育学部 椎名乾平

## はじめに

カテゴリー化(categorization)は認知プロセスの中で最も基本的なものの一つである。目の周りの事物を見て、山がある、家がある、人がいる、と思うとき、それは事物を「山」「家」「人」というカテゴリーに振り当てているのである。日常生活において人間はあまりにも簡単にカテゴリー化を行っているので、かえってその重要性に気がつくのがは難しい。しかし、どのようなメカニズムでカテゴリー化が可能となるかは心理学的に非常に重要な問題である。

カテゴリー化の問題は心理学の全分野に関係するだけでなく（例えば、意志決定問題、文字・単語・事象の認知、性格の類型論、臨床場面における判定、等々）、哲学、工学的統計学的パターン認識、人口知能、あるいは（数学的）集合論と深く関係する。本論文は心理学的な伝統・発想を基本として、カテゴリー化の心理学的過程を考究するものであり、心理学的カテゴリー研究について新たな発想・モデルを提案するものである。

## 本論文のおおまかな流れ

まず第1章で、問題提起と方法論を呈示し、何をどのように問題とするかという枠組みを決める。本論では人工的なカテゴリーを用いて実験的な研究を行うことが述べられ、その得失が述べられる。

2章においては研究史を兼ねて、「人工カテゴリーを用いてカテゴリー（概念）について研究する」ということが、いったい何を行っていることになるのか、という最も根本的な問題について考察する。従来の研究ではこの最も基本的な点が軽視され、無意味な問題意識、無意味な仮説、無意味な論争の源泉となっている。

次に3章において、外界の構造が利用可能な場合、または外界に良い構造が存在する場合には、それがカテゴリー化に正の効果をもたらすという仮説を検証する。（外界の構造には当然様々なものがありうるが、ここでは「線形分離可能性」という構造を扱う）。これは一見当然と思われるが、驚くべきことに過去の研究ではこの正の効果の検証に成功していないし、逆に否定する研究まで存在する。

4章においては、外界の構造として3章より自然なもの（自然の事物に近いもの）を採用したとき、統計的規範理論と人間の反応がどの程度一致するのを調べる。ここで外界の構造として使用するの

は多変量正規分布である。

5章では概念（内包）の内的表現の問題について考える。特に人間が獲得する概念は必然的に不確定なものとなるので、その内部表現も不確定成分を含むことになる。ところが、不確定性は確率論的に扱える種類のものばかりではないし、そもそもどのような種類の不確定性が存在するかも明らかでない。まず不確定性の諸相を概観した後、概念の表現モデルの必要条件・可能性について論じる。その結果、概念の表現モデル・処理モデルは、情報が厳しく限定された条件下で、限定された資源を用いて、特に合理的根拠もなくカテゴリー情報処理を成功させる人間の実相に迫るものでなければならぬという結論が導かれる。そこで特にPDPモデル（Parallel Distributed Processing, 並列分散処理モデル、神経回路網モデル、コネクショニストモデルとも呼ばれる）とファジィ理論に注目するのだが、ファジィ理論は心理学では厳しく批判されているのでこの問題について論ずる。

第6章においては通常のPDPモデルを用いたカテゴライゼーションの検討、第7章ではファジィPDPモデルについて提案・検討し、ファジィPDPモデルが人間のモデルとして良い性質を持つことを示す。

最終章においては、全体のまとめと共に、残された問題、今後の

展望について述べる。

本論文での最も根本的な主張は、従来カテゴライゼーションは受動的なものと捉えられてきているが、

1) カテゴリーゼーションは、能動的な、外界の未知のシステムの挙動同定問題である。

2) この同定問題を人間は、合理的にではなくいわばなしくずし的に解いている

と考える点である。以後の各章は上の命題を証明したとは言えないかもしれないが、上の命題を最終的な到達点とした場合の、中継地点の機相を示していると考えている。

## 各章の概要

### 第1章 問題提起と本論文の構成

概念とカテゴリーは深く関係しており、伝統的には等価と見なされることもよくある。本論文ではカテゴリー＝外延、概念＝内包、という区別をするがあえて混同して使用することもある。

本論文では実験的な手法を用いて研究を行う。ところでカテゴリー学習の実験は簡単に行うことができるが、概念学習の実験は様々な基本的な問題点をかかえている。それらを列举すると

- 1) まったく新しい概念を作るのは難しい
- 2) 概念は多様であり、統一的な説明が難しい
- 3) 実在する概念の性質がよくわからないのにどうして人工概念が作成できるのかが不明である
- 4) 実在する概念は知識体系の一部として意味をもっておりそこから分離不能である。

これらは問題点は互いにからみあっているが、要するに概念とは刺激セットの呈示によって研究できるような単純な対象でないことを

示しているように思われる。

ところがカテゴリーを新たに創造するのは以外に簡単である。

例えば子供に「君の好きなものは何？」と聞いて

{みかん, ウルトラマン, 時計, かぶと虫}

と答えたならば、斬新な新カテゴリーが成立したことになるのである。実験的手続きの上で新カテゴリーを作成するのも同様に簡単である。

本論文で扱うカテゴリー化の事態は概略以下のようなものである。またこれは人工カテゴリーを用いた過去の研究に共通する特徴でもある。

- A) 被験者はカテゴリーを学習しなければならない (概念の学習と言わないところに注意されたい)
- B) 被験者にはカテゴリーの事例がカテゴリー名と共に呈示される。
- C) カテゴリーの定義や構造, 事例の解釈, 等々の情報は被験者には一切与えられない。
- D) カテゴリーの事例間には (実験者によって) 少なくとも漠然とした構造が与えられている。ただし被験者に利用可能かどうかはわからない。

以上の様な事態を用いて研究する課題は基本的には以下の3点である。

1) 外界の構造が利用可能でなくともカテゴリー化が可能な場合があるかもしれないが、外界の構造が利用可能ならば人間はそれを利用するはずである。

2) 場合によってはカテゴリー化から内包 (概念) が形成される。しかしこの内包は帰納的に得られたものなので不確定性を含む。

例えば内包が形成されても、被験者ははっきりと言語化できない場合が多い。従って、不確定性を含んだ形での内包のモデル化が必要である。

3) カテゴリー化という作業は、実は「未知のシステムの同定問題」であり、人間はこの問題を合理的にではなく、「なしくずし的に」解いている。

## 第2章 カテゴリー、概念、人工概念 — 研究史に代えて —

人工概念を用いた研究が有意味であるためには、人工概念が実在する概念の近似物である必要がある（形式的には人工概念は、実在する概念の「表現」である必要がある）。近似しているかどうかは究極的には解釈の問題であるが、どのような解釈から、どのような人工概念が作り出されるのかについてははっきりと整理しておく必要はあろう。準備として以下の5つが論点となった。

- 1) 概念が集合論的に表現可能かどうか。もし可能ならば
- 2) 集合が外延的に定義されるのか内包的に定義をされるのか、
- 3) 有限集合であるのか無限集合であるのか、
- 4) 通常の集合であるのか不確定性を含んだ集合であるのか、
- 5) ある特定の個物を同定するプロセスに注目するのか、異なる事物を同等と見なすプロセスに注目するのか？

これらの議論の展開から、いままでこの分野で使用されてきた人工概念が

特徴空間上で量的に定義され変換を含むもの

特徴空間上で量的に定義され列挙によって定義されたもの

特徴空間上で質的に定義され変換を含むもの

特徴空間上で質的に定義され列挙によって定義されたもの

何らかの意味で確率分布を導入したもの

の5種類に大別できることが明らかになった。この中で特に確率分布を用いた人工概念が重要である。

確率分布を用いた人工概念が前提とするのは、以下の様な基本的発想である。

「種1と種2がそれぞれ特徴空間上の確率密度関数  $f_1$  と  $f_2$  によって定義されているとする。特徴としては、原理的には何でもよいはずであるが、物理的な属性の計測値を用いることができる。例えば有名なFisherのデータでは、あやめ科の植物、VersicolorとVirginicaを判別するために（がくの長さ、がくの幅、花卉の長さ、花卉の幅）という4変数を用いている。

ある一つの事例  $X$  がどちらの種に属するかは、確率密度関数  $f_1(x)$  と  $f_2(x)$  の大小関係によって判定すればよい。このためには

$$\text{尤度比} = f_1(x)/f_2(x)$$

を用いればよい。」

心理学の概念研究でも工夫すれば以上のような状況を人工的に作り出すことができよう。このアプローチをとる研究は多くないが、心理学以外の領域の研究と直接関係する点などから有意義であろう。

### 第3章 外界の構造（線形分離可能性）とカテゴライゼーション

外界の構造としては、様々なものが考えられるが、ここで問題とするのは「線形分離可能性」である。線形分離可能性とは、特徴空間において二つのカテゴリーが直線（あるいは平面、超平面）によって分割できるという性質である。線形分離可能性がカテゴリー学習を向上させるのは当然のことと思われるが、過去の研究では否定的な結果が得られている。

本章では3つの実験によって線形分離可能性がカテゴライゼーションに正の効果を与えることを示す。

実験ではx, y, z 3次元が連続的に変化する棒グラフ図形を刺激として用いた。x, y, zは3次元の座標空間で表現できるわけであるが、この座標空間上に様々な領域を設けて、線形分離可能なカテゴリーを学習する条件と、線形分離不能なカテゴリーを学習する条件を対比させることが可能である（線形分離可能条件 vs 線形分離不能条件）。もう一つの要因としてカテゴリーを形成する事例数が重要である。すなわちカテゴリーが小数の事例から構成されている場合と、多数の事例より構成されている場合では、当然学習率が異なるはずである（多事例条件 vs 少事例条件）。

実験1 実験2では、異なるカテゴリー構造と事例数を用いて学習

率を比較した。その結果線形分離可能なほうがそうでない場合より学習が容易であるという結果が得られた（実験1の結果を図1に示す）。実験3では、個々のカテゴリー事例の記憶が明瞭であっても線形分離可能性が正の効果をもたらすことを示した。

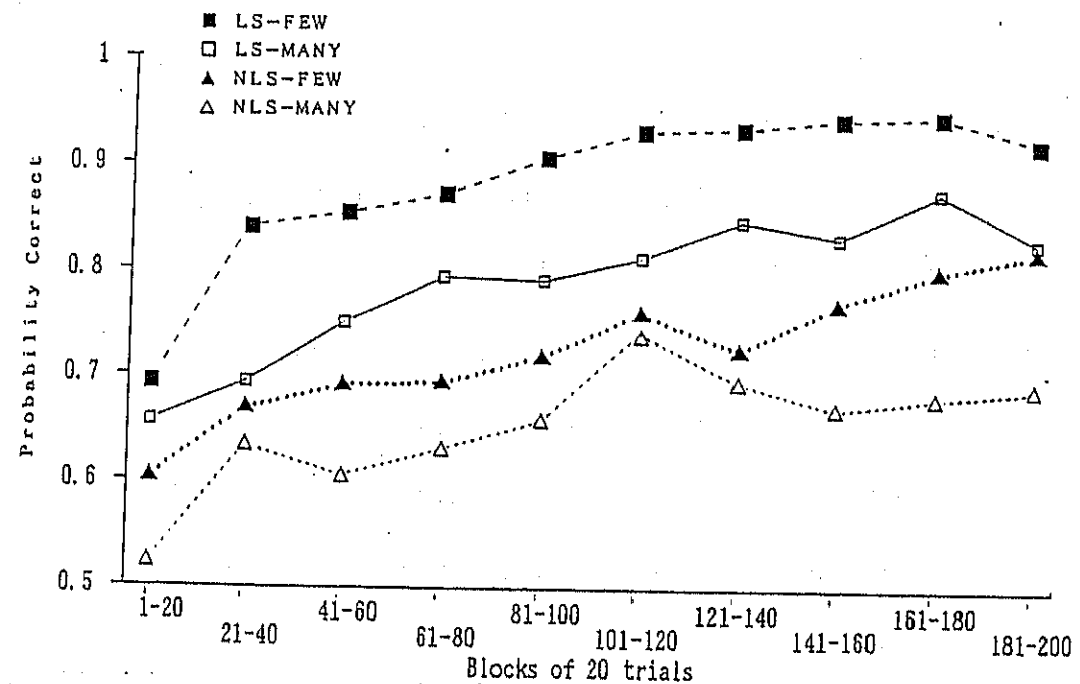


図1 実験1での学習曲線

LS-FEW	線形分離可能-少事例
LS-MANY	線形分離可能-多事例
NLS-FEW	線形分離不能-少事例
NLS-MANY	線形分離不能-多事例

#### 第4章 確率分布による外界の表現とカテゴライゼーション

前章では一様分布を刺激記述に用いたのであるが、自然概念の記述としてはこれでは不自然である。最も自然な分布は多変量正規分布であろう。多変量正規分布とは、 $x, y, z$ 等の属性がそれぞれ正規分布に従うときに、それらの分布を同時に考慮したものである。さきほどのあやめ科の植物、VersicolorとVirginicaの判別の例でいうなら（がくの長さ、がくの幅、花卉の長さ、花卉の幅）がそれぞれ正規分布に従うとき、これらの同時分布を考えることになる。

ところで、2つの多変量正規分布を判別する問題として、統計学における「判別分析」が知られている。判別分析では、カテゴリー分離の効率は分布間の「マハラノビス距離」によって予想可能である。

具体的な実験手続きは、属性が多変量正規分布によって変化する2種類の図形を被験者に提示し、第3章と同様にこの2種類の図形群の弁別を学習させることである。この実験課題は人間を「線形判別機械」と見なした時、そのパフォーマンスはどの様なものであるかを問うていることになる。

得られた結果は

1) 判別分析の理論から予想されるように、2つの母集団の平均ベクトル間の距離（マハラノビス距離）が大きいほど、また属性の

分散が小さいほど、弁別が容易になる、

2) 被験者が持つ平均値ベクトルの推定値にはかなりの偏りがある、すなわち平均値ベクトル間の距離が増大するような形でバイアスがかかる、

ことである。1)は判別分析を規範モデルと見たときには当然の結果であるが、2)は心理学的にみて興味深い現象である。すなわちある類の最も代表性の高い事例（プロトタイプ）は属性を平均したものではなく、他の類との距離が大きくなるようなバイアスを受けることになるからである（アメリカ人の身長が178cmであったとしても、日本人の集団と比較する時は、例えば190cmの人のほうがアメリカ人の代表例とみなされることになる）。

以上より、人間を「線形判別分析機械」と見なすのは一応可能であるが、人間の内的処理を判別分析と同等と見なすことができるかどうかには疑問が残る、という結論をくだすことができよう。



## 第5章 カテゴリー情報の内的表象および処理過程の問題

第5章においては実験の結果をふまえて、カテゴライゼーションのモデル化における合理性の問題と不確定性の様相について理論的考察が行われる。

今までの議論では、カテゴリー情報が内的にどのように処理され、どのように表象されるかについてははっきりと言及してこなかった。一般に人間行動のモデルとしては規範的(Normative)モデルと記述モデルが区別されることが多い。両者を区別する重要な基準は合理性を考慮するかどうかである。例えば、4章で触れた多次元正規分布を内的表現のモデルとして仮定し、さらにベイス流意志決定理論を組み合わせればかなり良い規範モデルを作ることができると考えられる。しかし

- 1)人間は合理的判断者ではないという研究の蓄積(例えばTversky, Slovic, and Kahneman, 1982)
  - 2)被験者が判別分析あるいはそれと同等の処理を行ったという直接的証拠は何も無いこと(特徴強調化プロトタイプ)
  - 3)カテゴリー化問題を合理的に導いてくれるような知識を現実問題として被験者はまったく持ち合わせていないこと
- という3点は内的プロセスのモデル化にとって重要である。

カテゴリー化のような不確定情報下での問題解決を迫られた時、人間は合理的・最適な行動をするのではなく、「自分のできる範囲で、なるべく認知的負荷を低減し、それらしい結果がでるような」短絡的解決を計るであろう。被験者の立場から言うと

A) なぜだか言語化できないが、とにかくできるようになった。

B) はっきりとは示せないが、なにかルールのようなものを抽出した。

というだけなのである。これは、非常に少ない事前知識から、いわば泥縄的にカテゴリー化を行なうという過程を研究対象にしなければいけないことを示している。そのような非合理的な解決プロセスのモデルとして、PDPモデルとファジィモデル(実際にはPDP+ファジィモデルであるが)が有望である。

本章ではこれらの問題に関連して、1)心理学における不確定性の様相全般とそれに対する人間の対処法を考察し、非合理的なカテゴリー化モデルの位置づけを行ない、次に2)心理学におけるファジィモデルの有効性に疑問をなげかているOsherson and Smith(1981)の研究に言及し、ファジィモデルの有効性について論証した。

## 第6章 PDPモデルによるカテゴリーゼーション

PDPモデルは心理学での最近のトピックスの一つである。このモデルは、なくずし的に学習を行うのが最大の特色である。すなわちPDPモデルによるカテゴリーゼーションでは、モデルはパターンAとパターンBの本質は何かとか、両者を分ける基準が存在するか、などということは考えず、ただ与えられたパターンとその名前の関係を学んでいくのである。またこのモデルは問題を局所解決・逐次学習しながら、結果として全体的な最適化を計っているという点でも興味深い。本章では概念（カテゴリー）学習を説明するモデル、とくにBP法を中心に論を進めることにする。BP法（Back Propagation）はRumelhart(1986)らによって導入されたもので、その強力な学習能力により非常に注目を集めている。

本章の目的は人間のデータと近いものがBP法あるいはその変形によって再現可能かを調べることである。刺激系列としては、3章実験1の4条件（線形分離可能+多事例、線形分離不能+多事例、線形分離可能+少事例、線形分離不能+少事例）に使用された200個の刺激 $S_i$ とそれぞれに対応するカテゴリー名 $C_i$ （1と0）を用いた。 $S_i$ は3次元ベクトル $(x_i, y_i, z_i)$ で表現でき、これがネットワークへの入力となる。 $C_i$ は教師信号として用いる。

BP法とその変形を併せて4つの方法によりミュレーションを行った。すなわち

BP法 通常のBP法によるネットワーク。すなわち

$(x_i, y_i, z_i)$ を入力、 $C_i$ を教師信号にするもの。

変形BP法 教師信号として入力信号とまったく同じものを用いるもの。 $(x_i, y_i, z_i, C_i)$ を入力とし、同じく $(x_i, y_i, z_i, C_i)$ を出力とする。

量子化BP法 データを1-0に量子化したものを入力するもの。すなわち $(x_i, y_i, z_i)$ を1-0に量子化した $(x_i', y_i', z_i')$ を入力、 $C_i$ を教師信号にするもの。

変形量子化BP法  $(x_i', y_i', z_i', C_i)$ を入力、 $(x_i', y_i', z_i', C_i)$ を教師信号にするもの

である。結果としてに線形分離可能な場合には、以上の4種のBP型のネットワークが人間と同じ程度カテゴリー化を行なう能力があるのが明かとなった。しかしどのモデルも線形分離不能の場合は1000回程度の繰り返しでは学習不能で数万回の繰り返しが必要であった。人間は200試行程度である程度の学習が成立したので、人間のモデルとしては不適切と言えるであろう。

## 7章 被験者の素朴理論に対するファジィ理論的アプローチ

6章ではPDPモデルによるカテゴライゼーションの検討を行った。PDPモデルは魅力的であるが、少なくとも

1) 線形分離不能条件のカテゴリーは人間とは異なり学習不能で

2) 人間が使用しているであろうルールの表現が考慮できない

という欠点が明らかになった。

本章では人間の素朴な（非合理的な）カテゴライゼーション過程をファジィプロダクションシステムとして表現する試みについて述べる。基本的発想は

「被験者は刺激を数値として扱い数的処理をするのではなく、命題それも真理値に程度があるようなファジィ命題として処理しているだろう」ということにある。さらにこの過程に学習能力を与えるために、PDPモデルとファジィアプローチの融合を計る。

3章で用いられた刺激属性を命題表現すると

$p = x$  は長い       $q = y$  は長い       $r = z$  は長い

のようにできる。するとあるカテゴリーXが

$$p \wedge q \wedge \overline{r} \quad (x \text{ が長く, かつ } y \text{ が長く, かつ } z \text{ が短い})$$

あるいは、プロダクションの書き方ならば

$$\text{If } p \wedge q \wedge \overline{r} \quad \text{then } X \text{ である}$$

と表現できる。さて、 $x$  が長い、 $x$  は  $y$  より長い、などという命題

は程度を持つものと考えべきなので、ファジィ理論を導入して、

命題の真理値に程度を与えることにする。そこでファジィ集合論の

発想に従い上述の命題  $p$ ,  $q$ ,  $r$  にメンバーシップ関数  $[0, 1]$

区間の真理値を与えることにする。様々な可能性はあるが、全体集

合として属性値のとりうる物理的な長さを考え

$$p(x) = 1 / (1 + \exp(-\alpha_p x + \theta_p)) \quad \text{等々}$$

と仮定することにする。ここで  $x$ ,  $y$ ,  $z$  は属性の物理的長さ、

$\alpha_p$ ,  $\theta_p$  等は未知のパラメーターとする。以上より

$$\text{if } p(x) \cdot q(y) \quad \text{then カテゴリーX である。} \quad (2)$$

のような程度を持つルールの知識が表現可能になる（ここで「カテゴリーXである」もファジィ命題であるの注意）。

このファジィプロダクションに学習能力を与えるためファジィ論理+ニューロ学習を行なうモデルを提案した。このモデルはパラメーターを事例情報より自動調整してカテゴリー化を行う。シミュレーションの結果、人間の反応パターンと非常に近いものが再現可能であることが明らかになった。

## 第8章 結論と残された問題

本論文で明らかになったことは以下のようにまとめられるであろう。

1) 人工概念を用いた研究の正当な解釈を行い、この方向で解くことができる問題とできない問題を明らかにしたこと(第2章)

2) 外界の構造(特に線形分離可能性)がカテゴライゼーションに与える影響を明らかにし、また「理論ベース」理論と類似性理論との正しい関係を明らかにしたこと(第3章)

3) ある種のカテゴライゼーション事態では、判別関数がよい記述モデルとなるが、同時に限界も存在すること(第4章)

4) ファジィやPDPといったの新しい方法論によって、必ずしも合理的・理知的とは言えない人間のカテゴライゼーションのモデルを提案したこと(第5, 6, 7章)。

以上によって

1) カテゴライゼーションは、能動的な、外界の未知のシステムの挙動同定問題である。

2) この同定問題を人間は、合理的にではなくいわばなくずし的に解いている

というアイディアの有効性をある程度示したと評価できよう。